

ANALISIS VOLATILITAS HARGA ECERAN BEBERAPA KOMODITAS PANGAN UTAMA DENGAN MODEL ARCH/GARCH

Retail Price Volatility Analyzes of Some Food Commodities Using Arch/Garch Model

Sumaryanto

*Pusat Analisis Sosial Ekonomi dan Kebijakan Pertanian
Jl. A. Yani No. 70 Bogor 16161*

ABSTRACT

Since the last several years food prices have tendency to unstable condition. In this context, price stabilization policy would be ineffective if volatility of prices are not thoroughly taken into consideration. The aim of this research is to analyze volatility of retail prices of some major food commodities, namely rice, white sugar, wheat flour, egg, cooking oil, red chili, and shallot in Indonesia during the last twenty years. Result of the study showed that variance of deflated retail prices of rice, white sugar, wheat flour, red chili, and shallot were heteroscedastic. Because the accuracy of its forecast is time-varying, the better price forecasting model is ARCH/GARCH. Using this model, it is revealed that since the era of Reformation the deflated retail prices of rice, wheat flour, and white sugar were more volatile. On the other hand, the volatility prices of both chili and shallot before and after the Reformation were not significantly different.

Key words: *volatility, variance, heteroscedastic, ARCH, GARCH*

ABSTRAK

Sejak beberapa tahun terakhir ini harga komoditas pangan cenderung semakin tidak stabil. Terkait dengan itu, efektivitas kebijakan stabilisasi harga pangan ditentukan oleh tersedianya informasi yang lengkap dan pemahaman yang lebih baik mengenai volatilitas harga komoditas yang bersangkutan. Penelitian ini ditujukan untuk menganalisis dan membandingkan volatilitas harga komoditas pangan utama yaitu beras, gula pasir, terigu, telur, minyak goreng, cabai merah, dan bawang merah di Indonesia dalam periode dua puluh lima tahun terakhir. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ragam harga eceran terdeflasi untuk komoditas beras, gula pasir, terigu, cabai merah, dan bawang merah bersifat heteroskedastik sehingga model peramalan yang lebih sesuai adalah ARCH/GARCH. Dengan pendekatan itu terbukti bahwa sejak Reformasi harga eceran beras, tepung terigu, dan gula pasir ternyata lebih volatil. Untuk harga eceran cabai merah maupun bawang merah, perbedaan volatilitas antara periode sebelum dan sesudah Reformasi tidak nyata.

Kata kunci: *volatilitas, ragam, heteroskedastik, ARCH, GARCH*

ANALISIS VOLATILITAS HARGA ECERAN BEBERAPA KOMODITAS PANGAN UTAMA DENGAN MODEL ARCH/GARCH *Sumaryanto*

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir ini risiko dan ketidakpastian yang dihadapi konsumen maupun produsen akibat fluktuasi harga pangan cenderung meningkat. Di pasar internasional, sampai dengan tahun 2003 yang lalu harga komoditas pertanian relatif rendah dan stabil. Kondisi demikian itu berlangsung selama hampir 25 tahun. Namun, sejak tahun 2004 yang lalu terjadi peningkatan secara moderat. Dengan sedikit variasi, kenaikan terus terjadi pada tahun-tahun berikutnya dan mencapai puncaknya pada periode akhir 2007 – musim panas 2008. Dihitung berdasarkan harga konstan (dalam US \$, tahun dasar 2000), rata-rata harga beras, harga gandum, dan harga jagung di pasar internasional pada periode Oktober 2006 – Mei 2008 masing-masing meningkat sampai 3,2, 2,1, dan 2,5 kali lipat (Blein and Longo, 2009). Kecenderungan serupa terjadi pula pada harga energi (bahan bakar minyak), bahkan lebih volatil meskipun sejak terjadi krisis finansial global kemudian telah turun kembali (Lee, 2009).

Di dalam negeri harga komoditas pangan juga meningkat meskipun polanya berbeda. Perubahan cukup mendasar terjadi sejak sepuluh tahun terakhir, yakni sejak Reformasi. Koefisien keragaman harga eceran terdeflasi (deflatornya adalah Indeks Harga Konsumen - IHK) komoditas beras, terigu, gula pasir, telur, minyak goreng, bawang merah, dan cabai merah pada periode Januari 1984 – Januari 1998 masing-masing adalah 8,6, 11,1, 6,7, 15,1, 17,4, 22,3, dan 20,1 persen. Dengan urutan yang sama, koefisien keragaman pada periode Februari 1998 – Juni 2009 masing-masing adalah 11,6, 11,4, 11,2, 20,2, 29,3, 37,0, dan 24,9 persen.

Pemerintah maupun masyarakat berkepentingan terhadap harga komoditas pangan yang (relatif) stabil. Stabilisasi harga pangan perlu dilakukan agar pembangunan ekonomi berjalan lancar dan kondusif untuk mendukung terciptanya stabilitas sosial, politik, dan keamanan. Harga pangan yang stabil pada umumnya juga diinginkan oleh masyarakat karena harga yang sangat berfluktuasi berimplikasi pada risiko dan ketidakpastian yang harus dihadapi dalam pengambilan keputusan.

Di Indonesia komoditas pangan yang fluktuasi harganya sering menjadi sorotan publik adalah beras, jagung, kedelai, tepung terigu, gula pasir, minyak goreng, bawang merah, cabai, telur, daging, dan susu. Terkait dengan pola konsumsi pangan sebagian besar masyarakat golongan menengah ke bawah, selama ini perhatian terbesar cenderung tertuju kepada harga eceran tujuh jenis komoditas yaitu beras, tepung terigu, gula pasir, telur, minyak goreng, cabai merah, dan bawang merah.

Untuk meningkatkan efektivitas kebijakan dan program stabilisasi harga pangan dibutuhkan informasi yang lengkap mengenai perilaku harga komoditas yang bersangkutan. Cakupan informasi yang dibutuhkan tidak hanya meliputi

kecenderungan ataupun arah perubahannya, tetapi juga mencakup pula volatilitasnya. Pemahaman dan ketersediaan informasi yang lebih lengkap mengenai volatilitas harga sangat berguna untuk merumuskan tindakan antisipasi yang lebih efektif karena konsep volatilitas berkaitan erat dengan risiko dan ketidakpastian yang dihadapi dalam pengambilan keputusan.

Tujuan Penelitian

Berangkat dari kebutuhan informasi yang diperlukan untuk meningkatkan efektivitas kebijakan stabilisasi harga, penelitian ini ditujukan untuk menganalisis dan membandingkan volatilitas harga eceran sejumlah komoditas pangan utama di Indonesia. Secara spesifik, tujuannya adalah: (a) mencari alternatif model peramalan yang cocok untuk mengkaji fenomena volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan utama, (b) menganalisis perbedaan karakteristik volatilitas antarjenis komoditas, dan (c) mengkaji perubahan volatilitas harga tersebut dalam hubungannya dengan perubahan sistem perekonomian yang terjadi sejak Reformasi.

METODE PENELITIAN

Konsep dan Definisi

Setidaknya ada tiga alasan yang melandasi arti penting pemodelan dan peramalan volatilitas harga. *Pertama*, hasil analisis volatilitas bermanfaat untuk pengambilan keputusan yang berkenaan dengan masalah risiko. *Kedua*, ketepatan hasil peramalan mungkin bersifat "*time – varying*" sehingga selang ketepatan dapat diperoleh dengan memodelkan ragam galatnya. *Ketiga*, terkait dengan argumen kedua tersebut adalah untuk memperoleh model peramalan dan teknik pendugaan yang lebih tepat.

Volatilitas (*volatility*) berasal dari kata dasar volatil (*volatile*). Istilah ini mengacu pada kondisi yang berkonotasi tidak stabil, cenderung bervariasi dan sulit diprakirakan. Konotasi kuncinya adalah keragaman (*variability*) dan ketidakpastian (*uncertainty*).

Volatilitas pada suatu waktu tertentu dapat diurai menjadi dua komponen yaitu yang perilakunya dapat dipraduga (*predictable*), dan yang tidak dapat dipraduga (*unpredictable*). Secara teoritis bobot relatif masing-masing komponen itu dapat dikaji.

Dalam praktek, kemampuan masyarakat dan pemerintah dalam penanganan masalah yang berkenaan dengan risiko pada umumnya cenderung terfokus pada keragaman yang dapat dipraduga (Wolf, 2004). Akibatnya, langkah antisipasi menjadi kurang tepat; terlebih-lebih jika pola fluktuasinya berubah dari yang selama ini telah dikenalnya.

Terkait dengan karakteristik pasarnya, pelaku ekonomi yang paling sering berurusan dengan pengukuran volatilitas adalah pemain di pasar uang (Bollerslev, Chou, and Kroner, 1992; KUNGL. VETENSKAPSAKADEMIEN, 2003; Engle, 2003; Khedhiri and Muhammad, 2008; Wei, 2009). Hal ini logis mengingat konvensi yang seringkali digunakan sebagai patokan di pasar uang dalam prakteknya berbasis pada daftar harga yang diukur dalam unit-unit volatilitasnya (Poon and Granger, 2003).

Analisis volatilitas harga tidak hanya relevan di pasar uang ataupun pasar saham tetapi juga di pasar komoditas lainnya. Urgensi dan relevansi analisis volatilitas harga semakin diperlukan dan penting ketika masyarakat dihadapkan pada situasi dan kondisi harga yang cenderung tidak stabil dan polanya semakin tak teratur.

Cakupan Penelitian

Analisis volatilitas harga eceran komoditas pangan dalam penelitian ini difokuskan pada tujuh jenis komoditas yang sering menjadi sorotan masyarakat. Komoditas tersebut adalah beras, gula pasir, tepung terigu, telur, minyak goreng, cabai merah, dan bawang merah. Dengan segala keterbatasannya, tingkat agregasinya adalah lingkup nasional.

Data

Berangkat dari hipotesis bahwa volatilitas harga antarjenis komoditas pangan bervariasi dan kondisinya pada periode sesudah Reformasi beragam dari periode sebelumnya maka analisis volatilitas harga dalam penelitian ini mencakup periode Januari 1984 – Juni 2009. Data harga diperoleh dari Bulog, sedangkan data Indeks Harga Konsumen (IHK) diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS).

Metode Analisis

Selama ini metode peramalan dengan data deret waktu (time series) yang paling banyak digunakan adalah *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), atau kombinasi keduanya (ARMA ataupun ARIMA). Dengan metode tersebut diperoleh hasil peramalan yang ketelitiannya tinggi asalkan asumsi homoskedastisitas galat (error) terpenuhi. Namun, timbul persoalan ketika metode-metode tersebut diterapkan pada pasar komoditas yang fluktuasi harganya cenderung menggerombol seperti halnya di pasar saham atau pasar valuta. Karakteristik menggerombol dicirikan oleh adanya kecenderungan bahwa perubahan yang besar diikuti perubahan yang besar dan sebaliknya perubahan yang kecil cenderung diikuti pula oleh perubahan yang kecil (Diebold, 2004). Untuk kondisi seperti ini diperlukan pendekatan yang berbeda karena asumsi homoskedastisitas tak terpenuhi (Engle, 2003).

Salah satu pendekatan yang sangat populer untuk menganalisis kondisi seperti itu adalah dengan model *Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH). Sesuai namanya, model ini dirancang untuk pemodelan dan peramalan ragam bersyarat (*conditional variance*). Dalam model ini ragam peubah tak bebas merupakan fungsi dari nilai-nilai peubah tak bebas maupun peubah bebas sebelumnya (*past values*). Model ini mula-mula diperkenalkan oleh Engle (1982) pada analisis volatilitas inflasi di Inggris. Pengembangannya secara mendasar dilakukan oleh Bollerslev (1986) menjadi *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (GARCH).

Sampai saat ini berbagai modifikasi dan pengembangan model ARCH/GARCH telah banyak dilakukan sehingga bentuknya sangat banyak (Fryzlewicz et al, 2008; Bollerslev, 2008). Sebagai ilustrasi, ada yang nilai tengahnya (*mean*) mengandung komponen ARMA, mempunyai peubah penjelas (termasuk peubah boneka), ataupun kombinasi keduanya; namun ada pula yang semata-mata hanya mengandung suatu konstanta. Demikianpun dengan komponen ragamnya; ada yang mengandung peubah penjelas (termasuk peubah boneka), namun banyak pula yang hanya berisi konstanta. Modelnyapun tidak hanya univariat tetapi ada pula yang multivariat (Engle *et al.*, 1986; Tse and Tsui, 2002).

Dalam penelitian ini yang akan digunakan adalah model ARCH/GARCH univariat. Oleh karena itu, pemodelan dan pembahasan hasil analisis akan difokuskan pada konteks model tersebut.

Model ARCH

Suatu proses ARCH dapat didefinisikan dalam berbagai konteks. Mengacu pada Bera and Higgins (1993), konteksnya adalah tentang distribusi galat (*errors*) suatu model regresi linier dinamis. Peubah tak bebas y_t diasumsikan terbentuk dari:

$$y_t = x_t \alpha + e_t \quad t = 1, L, T \quad (1)$$

x_t : Vektor ($k' - 1$) peubah bebas (dapat pula *lagged* dari peubah tak bebas)

α : Vektor ($k' - 1$) parameter regresi.

Model ARCH bercirikan distribusi galat stokastik e_t yang tergantung pada “*realized values*” himpunan peubah $Y_{t-1} = (y_{t-1}, x_{t-1}, y_{t-2}, x_{t-2}, L)$. Bentuk asli ARCH sebagaimana diperkenalkan oleh Engle (1982) adalah:

$$\begin{aligned}
 e_t & \left| Y_{t-1} : N(0, h_t) \\
 h_t & = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + L + a_q e_{t-q}^2 \\
 & = a_0 + a_q \overset{q}{\underset{i=1}{\mathbf{a}}} e_{t-i}^2
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned}
 a_0 & > 0 \\
 a_i & \geq 0, \quad i = 1, L, q
 \end{aligned}$$

$\begin{matrix} \ddot{y} \\ \vdots \\ \dot{y} \\ \vdots \\ \ddot{p} \end{matrix}$
 agar ragam bersyarat yakni $h_t > 0$

Model ARCH yang paling sederhana adalah ARCH(1) yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 e_t & \left| Y_{t-1} : N(0, h_t) \\
 h_t & = a_0 + a_1 e_{t-1}^2
 \end{aligned} \tag{3}$$

Model GARCH

Pada penerapan ARCH yang pertama kali oleh Engle (1982), yakni dalam menganalisis hubungan antara tingkat inflasi dan volatilitasnya ditemukan bahwa *lag* q yang diperlukan untuk fungsi ragam bersyarat ternyata sangat besar sehingga perhitungannya sangat rumit. Untuk mengurangi beban itu, Engle (1982, 1983) melakukan parameterisasi berikut:

$$h_t = a_0 + a_1 \overset{q}{\underset{i=1}{\mathbf{a}}} w_i e_{t-i}^2, \quad \text{dimana } w_i = \frac{(q+1) - 1}{\frac{1}{2}q(q+1)}$$

yang nilainya menurun secara linier dan dikonstruksikan agar $\overset{q}{\underset{i=1}{\mathbf{a}}} w_i = 1$.

Dengan GARCH, terjadi *parsimony* ARCH dan sekaligus kemudahan dalam perhitungan. Bentuk umum model GARCH adalah:

$$\begin{aligned}
 h_t & = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + L + a_q e_{t-q}^2 + b_1 h_{t-1} + L + b_p h_{t-p}, \quad \text{atau} \\
 h_t & = a_0 + a_i \overset{q}{\underset{i=1}{\mathbf{a}}} e_{t-i}^2 + b_i \overset{p}{\underset{i=1}{\mathbf{a}}} h_{t-i}
 \end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
 a_0 & > 0 \\
 a_i & \geq 0 \quad \text{untuk } i = 1, L, q \\
 b_i & \geq 0 \quad \text{untuk } i = 1, L, p
 \end{aligned}$$

$\begin{matrix} \ddot{y} \\ \vdots \\ \dot{y} \\ \vdots \\ \ddot{p} \end{matrix}$
 untuk menjamin agar ragam bersyarat positif

Model GARCH paling sederhana dan paling populer adalah berordo $p=1$ dan $q=1$ yang dituliskan sebagai GARCH (1,1) yaitu:

$$e_t \mid Y_{t-1} : N(0, h_t)$$

$$h_t = a_0 + a_1 e_{t-1}^2 + b_1 h_{t-1} \quad (5)$$

Nilai harapannya adalah:

$$\begin{aligned} E(e_t^2) &= E\left(E(e_t^2 \mid Y_{t-1})\right) \\ &= E(h_t) \\ &= a_0 + a_1 E(e_{t-1}^2) + b_1 E(h_{t-1}) \\ &= a_0 + (a_1 + b_1) E(e_{t-1}^2) \end{aligned}$$

yang merupakan suatu “*linear difference equation*” dari serangkaian ragam. Dengan asumsi prosesnya dimulai dari waktu lampau yang sangat jauh, himpunan ragam tersebut akan konvergen pada suatu konstanta yang nilainya adalah (Bera and Higgins, 1993):

$$s_e^2 = E(e_t^2) = \frac{a_0}{1 - a_1 - b_1} \quad \text{jika } a_1 + b_1 < 1$$

Asumsi Sebaran

Metode penduga yang tak bias untuk model ARCH/GARCH adalah Maximum Likelihood (Franq, and Zakoian, 2004). Terdapat tiga asumsi yang lazim dipergunakan dalam estimasinya yaitu: (i) distribusi normal (Gaussian), (ii) Student's t-distribution, dan (iii) Generalized Error Distribution (GED) dengan atau tanpa penentuan skor parameter.

Prosedur Pengukuran Volatilitas dengan Metode ARCH/GARCH

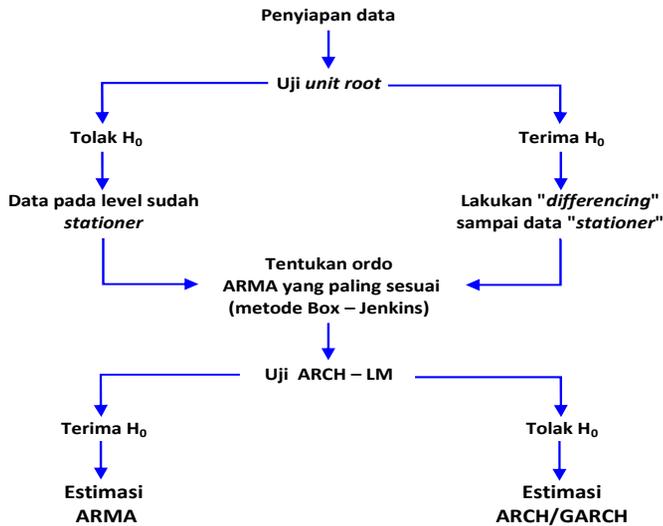
Sebagaimana halnya pada analisis dengan model ARMA, data yang akan dianalisis dengan model ARCH/GARCH juga membutuhkan jumlah observasi yang cukup banyak. Prosedur analisis volatilitas dengan model ARCH/GARCH mencakup setidaknya lima tahapan berikut (gambar 1).

(1). Penyiapan data.

Penyiapan data mencakup: (i) pelengkapan data agar tidak ada urutan observasi yang terputus, (ii) rafinasi perilaku stokastik melalui eliminasi faktor-faktor deterministik seperti kecenderungan (*trend*), musiman (*seasonality*), dan siklus (*cyclus*). Untuk data harga, eliminasi kecenderungan dilakukan antara lain

dengan melakukan deflasi. Dalam beberapa kasus pendeblasian juga dapat mengeliminasi pengaruh musiman dan atau siklus. Selain rafinasi, lazim pula dilakukan transformasi ke bentuk logaritma.

Dalam penelitian ini deflator yang digunakan adalah Indeks Harga Konsumen (IHK) dengan tahun dasar 1996. Rafinasi dari pengaruh faktor musiman (untuk komoditas tertentu) dilakukan dengan memasukkan peubah boneka (*dummy variable*) "bulan" ke dalam model. Oleh karena dalam satu tahun ada 12 bulan maka ada 11 peubah boneka. Basis peubah boneka adalah bulan Agustus karena hasil analisis pendahuluan memperoleh kesimpulan bahwa koefisien keragaman IHK terkecil adalah bulan tersebut.



Gambar 1. Bagan alir prosedur pendugaan ARCH/GARCH (disempurnakan dari Moledina *et al*, 2003).

(2). Uji akar unit (unit root test).

Untuk menghindari terjadinya "*spurious regression*", data yang dianalisis harus stasioner (Diebold and Killian, 2000); yakni tidak mengandung akar unit (*unit root*). Oleh karena itu, langkah awal yang perlu dilakukan sebelum melakukan pengembangan model (estimasi ARMA) adalah uji akar unit.

Terdapat beberapa metode uji akar unit yang dapat diterapkan seperti Augmented Dickey-Fuller (ADF), Dickey-Fuller GLS(ERS), Phillips-Peron, Ng-Peron, Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin, ataupun Elliot_Rothenberg-Stoc Point-Optimal. Dalam penelitian ini metode yang digunakan adalah ADF dan Phillips-Peron.

(3). Pendugaan model ARMA.

Jika data sudah stasioner maka dapat dilakukan estimasi atau pendugaan model ARMA. Prosedurnya mengikuti metode Box-Jenkins (1976).

Secara teoritis bentuk model ARMA sangat banyak. Ada yang berbentuk ARMA(p,q), ARIMA(p,d,q), ARMAX yakni ARMA dengan peubah penjelas (termasuk peubah boneka), ARMA dengan SAR (*seasonal autoregressive*), ARMA dengan SMA (*Seasonal Moving Average*), ataupun ARMAX dengan SAR dan SMA.

(4). Menguji keberadaan ARCH.

Setelah bentuk ARMA yang paling cocok ditemukan, langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi eksistensi ARCH pada residual ARMA tersebut. Ini dapat dilakukan dengan uji Lagrange Multiplier atau disingkat *ARCH – LM test* (Lampiran 1).

Jika tidak berhasil menolak H_0 berarti galat ARMA homoskedastik dan karena itu keberadaan ARCH tidak nyata. Sebaliknya, jika H_0 ditolak berarti galat (residual) ARMA adalah heteroskedastik; dan karena itu keberadaan ARCH nyata. Implikasinya, model peramalan yang lebih tepat bukan ARMA tetapi ARCH/GARCH.

(5). Dugaan ARCH/GARCH

Pada umumnya estimasi model ARCH/GARCH tidak dapat "sekali jadi". Diperlukan beberapa kali uji coba bentuk ARCH/GARCH dengan asumsi sebaran yang berbeda-beda (normal, *Student*, GED, *Student with fix df*, GED *with fix parameter*) sehingga diperoleh koefisien parameter yang memenuhi syarat (kesesuaian tanda dan kisaran besarannya sebagaimana dipersyaratkan dalam model ARCH) dan nyata (significant), serta terpenuhi pula uji DW-test dan dan Prob.F-test-nya. Selain itu, setelah ARCH/GARCH tersebut diperoleh maka diperlukan pula diagnosis lebih lanjut terhadap residualnya yaitu: (a) uji ARCH – LM (untuk meyakinkan apakah tidak ada efek ARCH yang tersisa), (b) menelaah *Correlogram – Q – statistic* (CQS), dan *Correlogram Squared Residuals* (CSR). Sangat penting pula untuk dilihat tingkat ketepatan hasil peramalan yang diperoleh dari model tersebut dengan melihat indikator ketepatan peramalan sebagaimana lazimnya yaitu *Root Mean Square Percentage Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Theil Inequality Coefficient* (*bias proportion*, *variance proportion*, *covariance proportion*), dan sebagainya. Jika syarat-syarat tersebut terpenuhi dan hasil uji ketepatan peramalan dengan model tersebut memuaskan maka dapat disimpulkan bahwa ARCH/GARCH tersebut sudah sesuai.

Metode dugaan yang digunakan adalah Maximum Likelihood (ML). Dalam penelitian ini program komputasinya menggunakan Eviews 5.1.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Stasionaritas

Hasil uji akar unit (tabel 1) menunjukkan bahwa sebagian besar harga eceran komoditas yang diteliti menjadi stasioner setelah dilakukan pendiferensian satu kali. Pada harga komoditas gula pasir, bawang merah, dan cabai merah, meskipun ada indikasi telah stasioner pada data levelnya, namun kondisi stasioner akan lebih terjamin jika dilakukan pendiferensiasian satu kali (perhatikan kolom hasil Adj. t-statistic Phillips-Peron). Berdasarkan pertimbangan tersebut maka dalam penelitian ini data yang akan dipergunakan dalam estimasi ARMA maupun ARCH/GARCH adalah yang telah didiferensikan satu kali dan ditransformasi dalam bentuk logaritmanya.

Tabel 1. Hasil Uji Unit Root Harga Eceran Bulanan Terdeflasi Beberapa Komoditas Pangan Pokok pada Periode Januari 1984 – Juni 2009

Harga Komoditas	Nama Variabel	ADF test		Phillips-Peron test	
		t-statistic	Prob. *)	Adj. t-statistic	Prob. *)
Beras	Log(pberas)	-0,88583	0,79190	-0,77435	0,82440
	D(log(pberas))	-9,42912	0,00000	-13,37443	0,00000
Terigu	Log(pterigu)	-2,40323	0,14170	-2,90981	0,04540
	D(Log(pterigu))	-9,24847	0,00000	-13,61524	0,00000
Gula pasir	Log(pgusir)	-4,81935	0,00010	-3,80870	0,00320
	D(Log(pgusir))	-12,76348	0,00000	-12,82825	0,00000
Telur	Log(ptelur)	-3,11848	0,02630	-2,53014	0,10930
	D(Log(ptelur))	-2,59187	0,00580	-16,89377	0,00000
Minyak goreng	Log(pmigor)	-2,78774	0,06120	-2,63222	0,08760
	D(Log(pmigor))	-13,07634	0,00000	-13,08641	0,00000
Cabai merah	Log(pcabe) a)	-6,61510	0,00000	-4,26570	0,00060
	D(Log(p(cabe))	-10,18044	0,00000	-18,21682	0,00000
Bawang merah	Log(pbawang)	-5,32814	0,00000	-4,39952	0,00040
	D(Log(pbawang))	-11,60979	0,00000	-11,41095	0,00000

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Critical values ADF statistics dan Phillips-Peron statistics:

- pada level 1 persen : -3,451703
- pada level 5 persen : -2,870836
- pada level 10 persen : -0,571794

Hasil Pendugaan ARMA

Mengikuti prosedur Box-Jenkins (1976), bentuk ARMA (dalam konteks ini istilah yang lebih tepat adalah ARIMA karena datanya telah mengalami pendiferensiasian) harga eceran yang paling cocok untuk masing-masing komoditas tertera pada tabel 2. Tampak bahwa pada beberapa jenis komoditas, bentuk ARIMA terbaik dapat diperoleh dengan mengikutsertakan faktor musiman dalam proses AR-nya dan atau MA-nya.

Tabel 2. Bentuk ARMA Harga Eceran Bulanan Beberapa Komoditas Pangan Pokok pada Periode Januari 1984 – Juni 2009

Harga eceran bulanan (dideflasi dengan IHK)	Bentuk ARMA *)	Akurasi hasil peramalan **)		
		Mean abs. percentage error (MAPE)	Theil Inequality Bias proportion	Variance proportion
Beras: • d(log(pberas))	$D(\text{LOG}(\text{PBERAS})) = 0,00606 - 0,01801 \cdot D3 - 0,02005 \cdot D4 - 0,01353 \cdot D5 - 0,00963 \cdot D7 - 0,01139 \cdot D10 + 0,03772 \cdot \text{DRAD} + [\text{AR}(1)=0,20944, \text{SAR}(11)=0,90558, \text{SMA}(11)=-0,94639, \text{BACKCAST}=1985\text{M}02]$	1,43374	0,00032	0,00100
Terigu: • d(log(pterigu))	$D(\text{LOG}(\text{PTERIGU})) = 0,0009 + [\text{AR}(1)=0,38829, \text{AR}(2)=0,40649, \text{SMA}(2)=-0,71568, \text{BACKCAST}=1984\text{M}04]$	1,22544	0,00002	0,00330
Gula pasir: • d(log(pgusir))	$\text{LOG}(\text{PGUSIR}) = 2,74895 + [\text{AR}(1)=1,24569, \text{AR}(2)=-0,34011, \text{SMA}(3)=0,19929]$	1,63834	0,00019	0,02329
Minyak goreng: • d(log((pmigor))	$D(\text{LOG}(\text{PMIGOR})) = 0,06976 + 0,06746 \cdot \text{DRAD} - 0,044515 \cdot \text{DR} + [\text{AR}(1)=-0,35894, \text{SAR}(12)=0,93959, \text{MA}(1)=0,646004, \text{SMA}(12)=-0,95448, \text{BACKCAST}=1985\text{M}03]$	2,71168	0,00059	0,02377
Telur ayam (RAS): • d(log(ptelur))	$\text{LOG}(\text{PTELUR}) = 3,38741 + 0,13734 \cdot \text{DR} + [\text{AR}(1)=0,93239, \text{SAR}(6)=-0,32609, \text{SAR}(12)=0,44720, \text{SMA}(6)=0,61278, \text{SMA}(11)=0,229647, \text{BACKCAST}=1985\text{M}02]$	2,99348	0,00017	0,00900
Cabai merah: • d(log(pcabe)	$D(\text{LOG}(\text{PCABE})) = -0,001791 + 0,03470 \cdot \text{DRAD} + [\text{AR}(1)=1,035417, \text{AR}(2)=-0,28939, \text{SAR}(9)=-0,131057, \text{MA}(1)=-0,99748, \text{SMA}(4)=-0,121650, \text{BACKCAST}=1985\text{M}01]$	8,22486	0,01112	0,11507
Bawang merah: • d(log((pbawang)	$D(\text{LOG}(\text{PBAWANG})) = -0,07702 + 0,08526 \cdot \text{XD1} + 0,09389 \cdot \text{XD2} + 0,13159 \cdot \text{XD3} + 0,13345 \cdot \text{XD4} + 0,10851 \cdot \text{XD5} + 0,06714 \cdot \text{XD6} + 0,11463 \cdot \text{XD11} + 0,13392 \cdot \text{XD12} + 0,10573 \cdot \text{DRAD} + [\text{AR}(1)=-0,39160, \text{MA}(1)=0,64169, \text{ACKCAST}=1984\text{M}03]$	6,23866	0,00069	0,02478

*) D (... adalah data deret waktu yang dianalisis yang telah mengalami pendiferensian satu kali.

Penjelasan mengenai beberapa singkatan lainnya dapat dilihat pada Lampiran 2.

D₁, D₂, ..., D₇, D₉, ..., D₁₂ = Peubah boneka musiman (bulan Januari – Desember).

DR = Variabel boneka era reformasi (Januari – Februari 1998 – sekarang = 1, lainnya = 0).

DRAD = Variabel kondisi darurat terkait reformasi (Oktober 1997 – September 1998 = 1, lainnya = 0).

Dari tabel 2 dapat disimak bahwa tingkat ketepatan hasil peramalan antar jenis komoditas berbeda namun pada umumnya termasuk kategori tinggi – sangat tinggi, terutama untuk komoditas selain cabai merah dan bawang merah. Hal ini terlihat dari besaran MAPE (*mean absolute percentage error*) hasil ramalan harga eceran beras, terigu, minyak goreng, gula pasir, dan telur pada umumnya kurang dari 3 persen, sedangkan untuk cabai merah adalah 8 persen dan bawang merah 6 persen. Besaran *Theil Inequality* (*bias proportion* dan *variance proportion*) hasil peramalan untuk lima komoditas yang disebutkan terdahulu tersebut juga lebih kecil daripada hasil peramalan harga eceran cabai maupun bawang merah. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat ketepatan peramalan untuk harga komoditas sayuran pada umumnya lebih rendah daripada harga komoditas pangan lainnya.

Keberadaan ARCH

Tabel 3 menyajikan hasil uji keberadaan ARCH dari ARMA tersebut di atas. Untuk menguji konsistensinya, dilakukan tiga kali uji ARCH – LM masing-masing komoditas dengan *lag* yang berbeda. Tampak bahwa pada umumnya jika pada *lag*(1) H_0 ditolak maka kesimpulan untuk menolak H_0 yang diperoleh dari pengujian pada *lag*(2) maupun *lag*(3) semakin kuat. Sebaliknya, jika hasil uji pada *lag*(1) tidak berhasil menolak H_0 maka pada *lag*(2) maupun *lag*(3) alasan untuk tidak menolak H_0 juga semakin meyakinkan.

Tabel 3. Hasil Uji Lagrange Multiplier ARCH Galat Model ARMA untuk Harga Eceran Beberapa Komoditas Pangan Periode Januari 1984 – Juni 2009

	Lag	F-statistic, TR ² , dan Prob. F(df, n) untuk masing-masing lag			
Beras	1	F-statistic	: 16,36438	Prob. F(1,290)	: 0,000067
		Obs*R-squared (TR ²)	: 15,59711	X ² (1)	: 0,000078
	2	F-statistic	: 9,70481	Prob. F(2,290)	: 0,000083
		TR ²	: 18,37352	X ² (2)	: 0,000102
	3	F-statistic	: 12,28968	Prob. F(3,290)	: 0,000000
		TR ²	: 33,11565	X ² (3)	: 0,000000
Terigu	1	F-statistic	: 5,13385	Prob. F(1,300)	: 0,024176
		TR ²	: 5,08113	X ² (1)	: 0,024188
	2	F-statistic	: 4,16110	Prob. F(2,298)	: 0,016491
		TR ²	: 8,17932	X ² (2)	: 0,016745
	3	F-statistic	: 22,66903	Prob. F(3,296)	: 0,000000
		TR ²	: 56,04870	X ² (3)	: 0,000000
Gula pasir	1	F-statistic	: 19,68328	Prob. F(1,301)	: 0,000013
		TR ²	: 18,59789	X ² (1)	: 0,000016
	2	F-statistic	: 9,80601	Prob. F(2,299)	: 0,000075
		TR ²	: 18,58948	X ² (2)	: 0,000092
	3	F-statistic	: 7,08351	Prob. F(3,297)	: 0,000130
		TR ²	: 20,09867	X ² (3)	: 0,000162

Tabel 3. Lanjutan

	Lag	F-statistic, TR ² , dan Prob. F(df, n) untuk masing-masing lag					
Minyak goreng	1	F-statistic	:	0,02145	Prob. F(1,289)	:	0,883668
		TR ²	:	0,02159	X ² (1)	:	0,883171
	2	F-statistic	:	0,06595	Prob. F(2,287)	:	0,936195
		TR ²	:	0,13321	X ² (2)	:	0,935565
	3	F-statistic	:	0,04410	Prob. F(3,285)	:	0,987670
		TR ²	:	0,13409	X ² (3)	:	0,987453
Telur ayam (RAS)	1	F-statistic	:	0,74492	Prob. F(1,290)	:	0,388802
		TR ²	:	0,74814	X ² (1)	:	0,387067
	2	F-statistic	:	0,89171	Prob. F(2,288)	:	0,411083
		TR ²	:	1,79091	X ² (2)	:	0,408422
	3	F-statistic	:	0,57426	Prob. F(3,286)	:	0,632364
		TR ²	:	1,73641	X ² (3)	:	0,628871
Cabai Merah	1	F-statistic	:	3,73867	Prob. F(1,300)	:	0,054107
		TR ²	:	3,71727	X ² (1)	:	0,053852
	2	F-statistic	:	2,65189	Prob. F(2,298)	:	0,072182
		TR ²	:	5,26349	X ² (2)	:	0,071953
	3	F-statistic	:	4,18978	Prob. F(3,296)	:	0,006333
		TR ²	:	12,22026	X ² (3)	:	0,006665
Bawang merah	1	F-statistic	:	20,42225	Prob. F(1,301)	:	0,000009
		TR ²	:	19,25176	X ² (1)	:	0,000011
	2	F-statistic	:	17,52153	Prob. F(2,299)	:	0,000000
		TR ²	:	31,68156	X ² (2)	:	0,000000
	3	F-statistic	:	13,03622	Prob. F(3,297)	:	0,000000
		TR ²	:	35,02351	X ² (3)	:	0,000000

*) $c^2(1)$, $c^2(1)$, dan $c^2(3)$: Prob. Chi-Square(1), Prob. Chi-Square(2), dan Prob. Chi-Square(3).

Menyimak hasil uji ARCH – LM tersebut dapat disimpulkan bahwa ragam harga eceran beras, terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah mengandung efek ARCH sehingga model peramalan yang sesuai adalah yang dibangun berdasarkan asumsi bahwa ragamnya heteroskedastik. Untuk harga eceran minyak goreng dan telur ternyata tidak mengandung efek ARCH sehingga penerapan model peramalan yang dibangun atas dasar asumsi bahwa ragamnya homoskedastik dapat dilakukan.

Volatilitas Harga Beras, Terigu, Gula Pasir, Cabai, dan Bawang Merah

Hasil Pendugaan ARCH/GARCH

Dengan melihat asumsi sebaran log-likelihoodnya, diketahui bahwa GED dengan penentuan skor parameter tertentu adalah yang paling cocok untuk harga eceran beras, terigu, cabai merah, dan bawang merah, sedangkan untuk harga eceran gula pasir adalah GED tanpa perlu penentuan skor parameter. Selanjutnya, mengacu pada: (i) hasil uji ARCH – LM (lampiran 3),

(ii) tingkat akurasi peramalan, (iii) hasil pengujian CSR dan CQS, (iv) kesesuaian model menurut kriteria AIC maupun SBC, dan (v) tanda dan tingkat nyata koefisien parameternya; dapat disimpulkan bahwa model ARCH/GARCH yang sesuai untuk masing-masing komoditas adalah sebagai berikut (angka dalam kurung menunjukkan nilai *z-statistic*).

(1). Harga eceran bulanan (terdeflasi) komoditas beras:

$$\begin{aligned}
 D(\log(p_{\text{beras}})) &= 0.0003442 - 0.015338D_3 - 0.016719D_4 - 0.006196D_5 \\
 &\quad (2.113414) \quad (-4.472261) \quad (-3.666046) \quad (-1.968844) \\
 &\quad - 0.006847D_7 - 0.007014D_{10} + 0.038369 \text{ DRAD} \\
 &\quad (-2.410988) \quad (-1.996187) \quad (10.34103) \\
 &\quad \hat{\epsilon} \text{ AR}(1) = 0.198109, \text{ SAR}(11) = 0.760218, \\
 &\quad \quad \quad (3.166951) \quad \quad \quad (9.969809) \\
 &\quad + \text{SMA}(11) = -0.715986 \\
 &\quad \quad \quad (-9.126231) \\
 h_t &= 0.000205 + 0.731639 e_{t-1}^2 \\
 &\quad (8.958015) \quad (4.213019)
 \end{aligned}$$

Log likelihood = 752.6862 (sebaran *GED with fixed parameter at 1.5*),
 DW-stat = 2.01889, AIC = -5.055879, SBC = -4.905155

(2). Harga (terdeflasi) eceran bulanan terigu:

$$\begin{aligned}
 D(\log(p_{\text{terigu}})) &= -0.001676 + \hat{\epsilon} \text{ AR}(1) = 0.293760, \text{ AR}(2) = 0.458570, \\
 &\quad (-1.48446) \quad \quad \quad (4.208534) \quad \quad \quad (3.903534) \\
 &\quad \quad \quad \hat{\epsilon} \text{ SMA}(2) = -0.461198 \\
 &\quad \quad \quad \quad \quad \quad (-3.715151) \\
 h_t &= 0.000055 + 0.717007 e_{t-1}^2 + 0.261282 h_{t-1}^2 \\
 &\quad (9.01924) \quad (6.53131) \quad (5.78101)
 \end{aligned}$$

Log likelihood = 881.3841 (sebaran *GED with fixed parameter at 1.75*),
 DW-stat = 1.998592, AIC = -5.771512, SBC = -5.685717

(3). Harga eceran bulanan (terdeflasi) komoditas gula pasir:

$$\begin{aligned}
 D(\log(p_{\text{gusir}})) &= 2.615846 + \hat{\epsilon} \text{ AR}(1) = 1.378629, \text{ AR}(2) = -0.392962, \\
 &\quad (45.02041) \quad \quad \quad (36.58434) \quad \quad \quad (-10.40925) \\
 &\quad \quad \quad \hat{\epsilon} \text{ SMA}(3) = 0.066399 \\
 &\quad \quad \quad \quad \quad \quad (3.40805) \\
 h_t &= 0.000083 + 0.770456 e_{t-1}^2 + 0.000559 \text{ DR} \\
 &\quad (4.25582) \quad (2.641128) \quad (3.228777)
 \end{aligned}$$

Log likelihood = 24.80708 (sebaran *GED tanpa penentuan skor parameter*),
 DW-stat = 2.141609, AIC = -5.373735, SBC = -5.275919

(4). Harga eceran bulanan (terdeflasi) komoditas cabai merah:

$$D(\log(\text{pcabe})) = - 0.002421 + 0.040829 \text{ DRAD} +$$

$$(- 1.94193) \quad (4.64333)$$

$$\begin{array}{l} \text{AR}(1) = 0.995919, \text{AR}(2) = - 0.303046, \\ (13.18757) \quad (- 4.212487) \\ \text{SAR}(9) = - 0.183554, \text{MA}(1) = - 0.936387, \\ (- 3.150617) \quad (- 29.27185) \\ \text{SMA}(4) = - 0.213324 \\ (- 4.011816) \end{array}$$

$$h_t = 0.009722 + 0.259061 e_{t-1}^2$$

$$(10.53368) \quad (2.670307)$$

Log likelihood = 234.6246 (sebaran *GED with fixed parameter at 3.1*),
DW-stat = 2.049547, AIC = -1.534861, SBC = - 1.422099

(5). Harga eceran bulanan (terdeflasi) komoditas bawang merah:

$$D(\log(\text{p(bawang)})) = - 0.072963 + 0.063648 D_1 + 0.085428 D_2 + 0.084816 D_3$$

$$(- 11.81983) \quad (5.204795) \quad (6.811197) \quad (6.492128)$$

$$+ 0.108362 D_4 + 0.101899 D_5 + 0.072549 D_6 + 0.092765 D_{11}$$

$$(8.543144) \quad (7.991819) \quad (6.448089) \quad (7.899260)$$

$$+ 0.106897 D_{12} + 0.053158 \text{ DARD}$$

$$(8.741078) \quad (2.266504)$$

$$+ \text{AR}(1) = - 0.125748, \text{MA}(1) = 0.440349$$

$$(-0.978209) \quad (4.197358)$$

$$h_t = 0.003567 + 0.843140 e_{t-1}^2$$

$$(4.778305) \quad (2.880947)$$

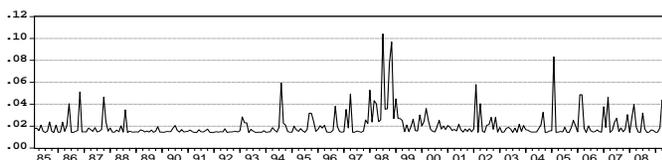
Log likelihood = 347.7337 (sebaran *GED with fixed parameter at 1*),
DW-stat = 2.069153, AIC = -2.195617, SBC = -2.024438.

Dari keseluruhan hasil pendugaan tersebut tampak bahwa model yang paling sesuai untuk harga eceran beras, cabai merah, dan bawang merah adalah ARCH (1), sedangkan untuk harga eceran terigu dan gula pasir adalah GARCH(1,1). Kecuali pada harga eceran bawang merah, bentuk sebaran h_t harga eceran empat komoditas lainnya adalah *fat tail*.

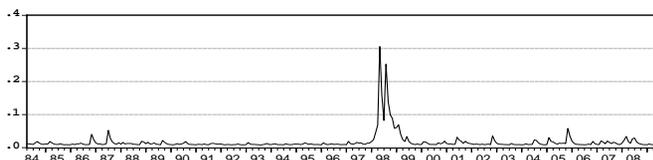
Pada saat diujicobakan untuk peramalan, diperoleh kesimpulan bahwa secara umum ketepatan hasil peramalan dengan model tersebut lebih baik daripada model ARMA. Perbaikan terpenting terjadi pada nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) maupun *Theil Inequality*, terutama pada komponen proporsi ragamnya (lampiran 4)

Perilaku Volatilitas Harga Menurut Periode

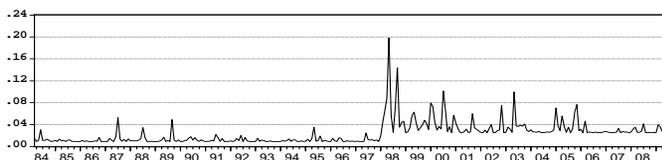
Pembahasan hasil estimasi volatilitas melalui penyajian grafik merupakan cara yang paling lazim ditempuh karena hasil pengukuran ARCH/GARCH berupa sederet angka yang mencakup jumlah observasi sangat banyak. Sebaran temporal volatilitas harga eceran komoditas pangan yang diteliti dapat dilihat pada gambar 2. Volatilitas yang tinggi dicirikan oleh simpangan baku bersyarat (Conditional Standard Deviation - CSD) yang jauh lebih besar dari lainnya dan dalam grafik ditunjukkan oleh puncak-puncak grafik yang menjulang.



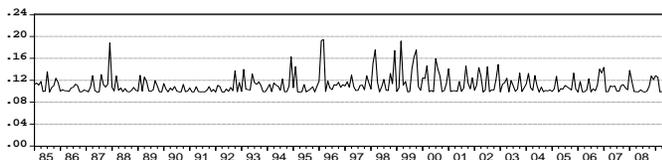
(a) Beras



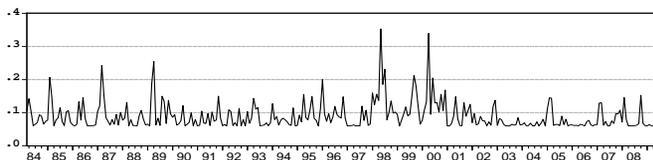
(b) Tepung terigu



(c) Gula pasir



(d) Cabai merah



(e) Bawang merah

Gambar 2. Simpangan Baku Bersyarat (Concitional Standard Deviation – CSD) Harga Eceran Bulanan Komoditas Beras, Tepung Terigu, Gula Pasir, Cabai Merah, dan Bawang Merah di Indonesia pada Periode Januari 1984 – Juni 2009.

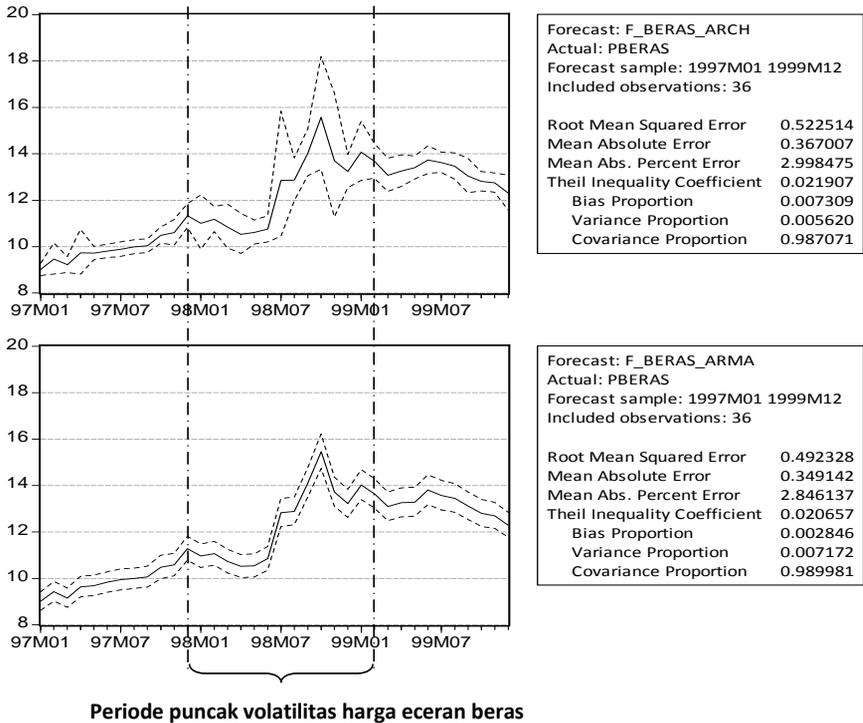
Mencermati volatilitas harga eceran komoditas pangan yang dianalisis, pada horizon waktu Januari 1984 – Juni 2009 diperoleh beberapa kesimpulan berikut:

- (1) Kondisi paling tidak stabil adalah pada periode Oktober 1997 – September 1998. Ini ditunjukkan oleh nilai-nilai CSD pada periode tersebut yang umumnya jauh lebih tinggi dari nilai-nilai CSD pada periode lainnya. Jadi dapat dimaknai bahwa ukuran tersebut dapat merekam dengan baik gejolak harga pada waktu itu.
- (2) Meskipun gejolak sosial - politik pada periode Oktober 1997 – September 1998 berdampak pada gejolak harga semua komoditas namun pengaruh paling menyolok adalah pada harga eceran tepung terigu. Ini dapat dilihat dari perbedaan nilai CSD yang sangat tajam antara periode tersebut dengan periode-periode lainnya. Jika dikaitkan dengan fakta bahwa lebih dari 99 persen pasokan tepung terigu berasal dari gandum impor. Temuan ini memperkuat argumen bahwa ketergantungan pasokan pangan pokok dari impor tidak hanya berdampak pada pengeluaran devisa dan eksistensi petani padi tetapi menyimpan potensi risiko yang sangat besar pula bagi konsumen; terlebih-lebih jika kondisi sosial politik kurang stabil.
- (3) Perubahan sistem perdagangan dan kebijakan yang mengarah ke sistem pasar yang lebih liberal (sejak reformasi) berdampak nyata pada volatilitas harga eceran komoditas pangan, terutama pada kelompok pangan pokok. Fenomena tampak jelas pada harga eceran beras dan gula pasir. Nilai-nilai CSD sesudah Reformasi pada umumnya lebih tinggi jika dibandingkan dengan periode sebelumnya. Artinya, sejak Reformasi menjadi lebih volatil. Bahkan untuk harga eceran gula pasir terjadi perubahan yang sifatnya cenderung berkelanjutan (koefisien parameter peubah boneka DR pada fungsi h_t nyata pada $a = 0.01$). Untuk komoditas hortikultura, volatilitas harga antarkedua periode tersebut relatif tidak berubah (tetap volatil dan tak ada perubahan yang berarti). Ini ditunjukkan oleh nilai-nilai CSD antara periode sebelum Reformasi dan sesudah periode sesudah Reformasi yang pada umumnya tidak mengalami perubahan yang menyolok.

Informasi tentang variasi tingkat ketepatan hasil peramalan menurut penggal waktu dan karakteristik penggerombolannya sangat penting bagi pengambil keputusan, terutama dalam kaitannya dengan antisipasi terhadap risiko. Risiko yang lebih tinggi tercermin dari tingkat akurasi hasil peramalan yang lebih rendah; dan hal itu ditandai oleh perbedaan antara nilai galat baku di atas hasil ramalan dengan nilai galat baku di bawah hasil ramalan yang lebih besar.

Berikut ini disajikan perbandingan hasil peramalan dengan metode ARCH/GARCH dan ARIMA pada penggal waktu ketika harga eceran sebagian besar komoditas pangan dalam negeri sangat fluktuatif; yakni pada periode

Januari 1997 – Desember 1999 yang lalu. Hasil peramalan harga eceran beras disajikan pada gambar 3 sedangkan untuk harga eceran tepung terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah disajikan pada lampiran (gambar L.2). Harga eceran minyak goreng dan telur tidak mengandung efek ARCH sehingga perbandingan hasil peramalan yang diperoleh dari penerapan metode ARCH vs ARMA tidak perlu dilakukan.



Gambar 3. Perbandingan Hasil Peramalan dengan Model ARCH dan ARIMA untuk Harga (Terdeflasi) Eceran Beras pada Periode Januari 1997 – Desember 1999.

Gambar bagian atas adalah hasil peramalan dengan model ARCH(1), sedangkan yang di bawah adalah hasil peramalan dengan model ARIMA. Kesan sekilas mengarah pada kesimpulan bahwa ketepatan hasil peramalan dengan metode ARCH lebih rendah jika dibandingkan dengan ARIMA (RMSE maupun MAPE hasil peramalan dengan ARCH lebih besar daripada ARIMA). Akan tetapi, kesimpulan yang diperoleh berbeda jika dilakukan penelaahan lebih lanjut secara cermat dan komprehensif sebagai berikut:

- Koefisien *Theil Inequality* antar kedua metode peramalan tersebut tidak banyak berbeda, tetapi komposisi komponennya berbeda. Dengan ARCH, proporsi bias sedikit meningkat tetapi proporsi ragamnya menjadi lebih kecil. Artinya, aplikasi metode ARCH memberikan perhatian yang lebih baik terhadap ragam hasil peramalan. Dalam konteks perbandingan akurasi hasil peramalan dari kedua model tersebut perlu pula digarisbawahi bahwa proporsi bias dari hasil peramalan dengan ARIMA tersebut tidak sepenuhnya dapat digunakan sebagai indikator hasil peramalan karena dari uji ARCH – LM test terbukti bahwa asumsi penerapan model ARIMA (homoskedastisitas) sebenarnya tak dapat dipenuhi.
- Dengan metode ARCH dapat diketahui bahwa galat baku hasil peramalan tidak konstan. Informasi ini sangat bermanfaat. Sebagai contoh, pada Gambar 3 diambil penggal waktu ketika risiko dan ketidakpastian di bidang sosial – politik – ekonomi mencapai puncaknya yaitu periode Mei 1998 – Januari 1999. Berdasarkan pertimbangan teoritis maupun pengamatan empiris, terdapat alasan yang kuat untuk menyatakan bahwa ketepatan hasil ramalan pada periode tersebut akan lebih rendah daripada periode “normal”. Dengan metode ARCH, hal itu dapat dibuktikan oleh melebarnya jarak galat baku hasil peramalan. Bukti ini tidak dapat teridentifikasi jika hasil peramalan diperoleh dari penerapan ARMA atau ARIMA dan kurang tampak pula jika hasil peramalan diperoleh dari model ARMAX atau ARIMAX. Dengan kata lain, identifikasi sebaran temporal volatilitas dapat dilakukan dengan baik jika hasil peramalan diperoleh dari penerapan model ARCH/GARCH. Ini bermanfaat dalam perakitan sistem isyarat dini (*early warning system*) karena fenomena sebaran temporal volatilitas (misalnya pola penggerombolannya) merupakan himpunan informasi yang sangat penting dalam memahami fenomena risiko dan ketidakpastian.
- Untuk harga eceran beras, kondisi yang sangat tidak stabil (sangat volatil) terjadi pada penggal waktu Desember 1997 – Februari 1999 (14 bulan) dan puncaknya terjadi pada bulan Juni – Desember 1998 (6 bulan). Secara visual fenomena tersebut tampak dari perbedaan antara galat baku di atas harga ramalan dengan di bawah harga ramalan yang lebih lebar daripada penggal-penggal waktu lainnya.

Dari penelitian ini juga tampak bahwa pada periode Januari 1997 – Desember 1997 tersebut sebaran temporal volatilitas harga eceran antarjenis komoditas berbeda (gambar Lampiran L.2). Hal ini diduga berkaitan erat dengan: (a) perbedaan siklus musiman antarjenis komoditas, (b) perbedaan sumber pasokan komoditas tersebut di pasar eceran, dan (c) perbedaan peranan komoditas yang bersangkutan dalam pola konsumsi masyarakat.

Puncak volatilitas harga eceran untuk komoditas tepung terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah adalah sebagai berikut:

- Harga eceran tepung terigu: Februari 1998 – Juni 1999 (16 bulan) dan puncaknya terjadi pada Bulan April 1998 – Januari 1999 (9 bulan).
- Harga eceran gula pasir : Februari 1998 – November 1998 (9 bulan) dan puncaknya terjadi pada Bulan Februari – Agustus 1998 (6 bulan).
- Harga eceran cabai merah : Juni 1998 – Mei 1999 (11 bulan) dan puncaknya terjadi pada Bulan Desember 1998 – Maret 1999 (3 bulan).
- Harga eceran cabai merah: Januari 1998 – Maret 1999 (14 bulan) dan mencapai puncaknya pada Bulan April – November 1998 (7 bulan).

Dari keseluruhan pembahasan di atas dapat disimpulkan bahwa: (i) volatilitas harga eceran antarjenis komoditas pangan berbeda, (ii) secara empiris terbukti bahwa sejak Reformasi harga komoditas pangan semakin volatil, (iii) stabilitas sosial politik mempengaruhi volatilitas harga komoditas pangan, (iv) periode dan durasi puncak volatilitas harga eceran komoditas pangan antarjenis komoditas berbeda. Hasil penelitian ini juga menunjukkan bahwa pendekatan yang lebih sesuai untuk model peramalan harga eceran dengan data univariat untuk komoditas beras, tepung terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah adalah ARCH/GARCH karena ragamnya heteroskedastik, sedangkan untuk harga eceran minyak goreng dan telur dapat menggunakan pendekatan ARIMA karena efek ARCH-nya tidak nyata.

Kontribusi hasil penelitian serupa untuk mendukung efektivitas kebijakan stabilisasi harga pangan dapat ditingkatkan apabila tersedia data yang lebih lengkap. Data deret waktu dengan horizon waktu yang lebih panjang, periode pengamatan yang lebih pendek (misalnya mingguan), lebih rinci (data harga di tingkat petani dan atau produsen, di tingkat pedagang, dan di tingkat konsumen), dan cakupan wilayah yang lebih spesifik (misalnya provinsi) sangat diperlukan untuk menghasilkan rekomendasi kebijakan yang sesuai dengan konteks operasionalisasinya.

KESIMPULAN DAN IMPLIKASI KEBIJAKAN

Metode peramalan harga beberapa komoditas pangan utama di Indonesia membutuhkan pendekatan yang berbeda. Untuk komoditas beras, tepung terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah pendekatan yang lebih sesuai adalah dengan model ARCH/GARCH. Untuk komoditas minyak goreng dan telur, metode peramalan dengan model ARIMA dapat diandalkan.

Harga eceran bulanan terdeflasi untuk komoditas beras, tepung terigu, gula pasir, cabai merah, dan bawang merah lebih volatil daripada komoditas minyak goreng dan telur. Terbukti pula bahwa sejak Reformasi harga eceran beras dan gula pasir menjadi lebih volatil. Bahkan untuk harga eceran gula

pasir, peningkatan volatilitasnya cenderung berkelanjutan. Berbeda dengan ketiga komoditas tersebut, volatilitas harga eceran cabai merah dan bawang merah tidak banyak berubah, dalam arti sejak sebelum maupun sesudah Reformasi tidak terjadi perubahan volatilitas yang menyolok.

Pada harga eceran tepung terigu, meskipun sejak Reformasi juga menjadi lebih volatil tetapi tidak setajam harga eceran beras maupun gula pasir. Namun demikian, pada saat gejolak sosial – politik mencapai puncaknya, volatilitas harga eceran komoditas ini melonjak jauh lebih tajam daripada komoditas lainnya.

Dalam penelitian ini perilaku volatilitas harga eceran beberapa komoditas pangan berhasil diidentifikasi. Perbedaan karakteristik masing-masing komoditas dan variasi temporalnya teridentifikasi dengan jelas. Informasi tersebut dapat berkontribusi dalam perancangan sistem isyarat dini, utamanya dalam rangka mengantisipasi risiko yang timbul akibat variasi temporal harga eceran komoditas pangan yang bersangkutan. Dalam rangka meningkatkan efektivitas kebijakan stabilisasi harga pangan dalam konteks yang lebih luas, diperlukan tersedianya data yang lebih lengkap. Data yang dimaksud adalah data deret waktu untuk harga di tingkat produsen, pedagang, dan konsumen dengan periode pengamatan mingguan dan lokasi pengamatan yang lebih rinci.

DAFTAR PUSTAKA

- Bera, A. K. and M. Higgins. 1993. ARCH Models: Properties, Estimation and Testing. *Journal of Economic Survey*, Vol. 7 (4): 305 – 362.
- Blein, R. and R. Longo. 2009. Food Price Volatility: How to Help Smallholder Farmers Manage Risk and Uncertainty. Paper presented on the Round Table organized during the Thirty-second session of IFAD's, Governing Council, 18 February 2009.
- Bollerslev, T. 1986. A Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics*, Vol. 31: 307 – 327.
- Bollerslev, T. 2008. Glossary to ARCH (GARCH). CREATES Research Paper 2008-49. School of Economics and Management, University of Aarhus, Denmark.
- Bollerslev, T., R. Y. Chou, and K. F. Kroner. 1992. ARCH Modeling in Finance: A Review of the Theory and Empirical Evidence. *Journal of Econometrics*, 52: 5-59.
- Box, G. E. P., and G. M. Jenkins. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. CA: Holden-Day. Oakland.
- Diebold, F. X., and L. Kilian. 2000. Unit Root Tests are Useful for Selecting Forecasting Models. *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 18: 265 – 273.
- Diebold, F. X. 2004. The Nobel Prize for Robert F. Engle. *Scandinavian Journal of Economics*, Vol. 106: 165 – 185.

- Engle, R. F. 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance of U.K. Inflation. *Econometrics*, Vol. 50: 987 – 1008.
- Engle, R. F. 2003. Risk and Volatility: Econometrics Models and Financial Practice. Nobel Lecture, December 8, 2003. New York University, Department of Finance, New York.
- Engle, R. F., C. W. Granger, and D. Kraft. 1986. Combining Competing Forecasts of Inflation Using A Bivariate ARCH Model. *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 8: 151 – 156.
- Franq, C., and Jean-Michael Zakoian. 2004. Maximum Likelihood Estimation of Pure GARCH and ARMA-GARCH Processes. *Bernoulli* Vol. 10(4): 605 – 637.
- Fryzlewicz, P., T. Sapatinas, and S. S. Rao. 2008. Normalized Least-Squares Estimation in Time-Varying ARCH Models. *The Annals of Statistics*, Vol. 36 (2): 742 – 786.
- Khedhiri, S., and N. Muhammad. 2008. Empirical Analysis of the UAE Stock Market Volatility. *International Research Journal of Finance and Economics*, ISSN 1450-2887 Issue 15 (2008), © EuroJournals Publishing, Inc. 2008, pp. 249 – 260.
- KUNGL. VETENSKAPSAKADEMIEN. 2003. Time-series Econometrics: Cointegration and Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. Advanced information on the Bank of Sweden Prize in Economic Sciences in Memory of Alfred Nobel 8 October 2003. The Royal Swedish Academy of Sciences.
- Lee, J. 2009. Food and Energy Prices in Core Inflation. *Economics Bulletin*, Vol. 29(2): 847 – 860.
- Moledina, A. A., T. L. Roe, and M. Shane. 2003. Measuring Commodity Price Volatility and The Welfare Consequences of Eliminating Volatility. Working Paper, USDA/ERS and the Economic Development Center, University of Minnesota.
- Poon, SER-Huang, and C. W. J. Granger. 2003. Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review. *Journal of Economic Literature*, Vol. XLI : 478 – 539.
- Tse, Y. K., and A. K. C. Tsui. 2002. A Multivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model with Time-Varying Correlations. *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 20 (3): 351 – 362.
- Wei, Ching-Chun. 2009. Using the Component GARCH Modeling and Forecasting Method to Determine the Effect of Unexpected Exchange Rate Mean and Volatility Spillover on Stock Markets. *International Research Journal of Finance and Economics*, ISSN 1450-2887 Issue 23 (2009), © EuroJournals Publishing, Inc. 2009. pp. 62 – 74.
- Wolf, H. 2004. Volatility: Definitions And Consequences. IMF.

Lampiran 1.

Uji keberadaan ARCH (ARCH – LM test)

Uji ini didasarkan atas hipotesis: $H_0: a_1 = a_2 = \dots = a_q = 0$

Misalkan model ARCH $s_t^2 = s^2(z_t, a)$, dimana $s^2(\cdot)$ suatu fungsi differentiable.

Selanjutnya, $z_t = (1, \hat{\epsilon}_{t-1}^2, \dots, \hat{\epsilon}_{t-q}^2)$, $a = (a_0, a_1, \dots, a_q)$ dimana $\hat{\epsilon}_t$ adalah galat dari estimasi dengan OLS. Berdasarkan H_0 , s_t^2 adalah konstanta $s_t^2 = s_0^2$. Turunan s_t^2 terhadap a adalah: $\frac{\partial s_t^2}{\partial a} = (s^2)' z_t \phi$, $(s^2)''$ dimana skalar turunan $s^2(z_t, a)$.

Oleh karena log-likelihood fungsinya adalah: $L_T = \sum_{t=1}^T \ln \phi(z_t, a) = \sum_{t=1}^T \left[\frac{1}{2} \ln(s_t^2) - \frac{1}{2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} \right]$

Maka derivasi L_T terhadap a adalah: $\frac{\partial L_T}{\partial a} = \sum_{t=1}^T \frac{(s^2)' z_t \phi}{2s_t^2} - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2}$, dan skor di bawah H_0

adalah: $\frac{\partial L_T}{\partial a} \Big|_0 = \sum_{t=1}^T \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{2s_0^2} - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_0^2} = \sum_{t=1}^T Z_t f^0$ dimana $f^0 = \frac{(s^2)''}{2s_0^2} z_t \phi^2 - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_0^2}$

dan $Z_t = (z_t' L, z_t' \phi)$ adalah suatu matriks $((q+1) \times T)$. Turunan kedua (second derivative) matriks adalah:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 L_T}{\partial a \partial a'} &= - \frac{(s^2)'' z_t \phi (s^2)'' z_t \phi}{2s_t^4} - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^4} \\ &= - \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi + \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} - \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi \\ &= - \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi + \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} z_t \phi \\ \frac{\partial^2 L_T}{\partial a \partial a'} &= - \frac{(s^2)'' z_t \phi (s^2)'' z_t \phi}{2s_t^4} - \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} + \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{2s_t^4} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} \\ &= - \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi + \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} z_t \phi - \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi \\ &= - \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} \frac{\hat{\epsilon}_t^2}{s_t^2} z_t \phi + \frac{1}{2} \frac{(s^2)'' z_t \phi^2}{s_t^2} z_t \phi \end{aligned}$$

Ini menghasilkan matriks informasi pada H_0 :

$$\begin{aligned}
 A_{aa,0} &= -\frac{1}{T} E \left[\frac{\partial^2 L_T}{\partial a \partial a} \right]_0 = -\frac{1}{T} E \left[\frac{\partial^2 L_T}{\partial a \partial a} \mid F_{t-1} \right]_0 \\
 &= -\frac{1}{T} E \left[E \left[\frac{\partial^2 l_t}{\partial a \partial a} \mid F_{t-1} \right] \right]_0 \\
 &= -\frac{1}{T} E \left[E \left[\frac{(s^2)}{s_t^2} \frac{\partial^2}{\partial a \partial a} \frac{\epsilon_t^2}{s_t^2} z_t \epsilon_t + \frac{1}{2} \frac{(s^2)}{s_t^2} \frac{\partial^2}{\partial a \partial a} z_t \epsilon_t \mid F_{t-1} \right] \right]_0 \\
 &= \frac{1}{T} \mathbf{a}'_{t=1} - \frac{1}{2} \frac{(s^2)}{s_0^2} E \left[\epsilon_t \epsilon_t' \right] + \frac{(s^2)}{s_0^2} E \left[\epsilon_t \epsilon_t' \right] \\
 &= \frac{1}{2} \frac{(s^2)}{s_0^2} \frac{1}{T} \mathbf{a}'_{t=1} E \left[\epsilon_t \epsilon_t' \right]
 \end{aligned}$$

sedangkan LM statistiknya ditentukan dengan:

$$\begin{aligned}
 x_{LM} &= \frac{1}{T} \mathbf{a}'_{t=1} \frac{\partial L_T}{\partial a} \Big|_0 A_{aa,0}^{-1} \frac{\partial L_T}{\partial a} \Big|_0 \\
 x_{LM} &= f^{0\epsilon} Z \frac{s^{2\epsilon}}{2s_0^2} \frac{\partial}{\partial a} \frac{s^{2\epsilon}}{s_0^2} \frac{\partial^2}{\partial a \partial a} \mathbf{a}'_{t=1} E \left[\epsilon_t \epsilon_t' \right] \frac{s^{2\epsilon}}{2s_0^2} Z \mathbf{f}^0 \\
 &= f^{0\epsilon} Z \frac{\mathbf{a}'_{t=1}}{s_0^2} E \left[\epsilon_t \epsilon_t' \right] \frac{\mathbf{f}^0}{2}
 \end{aligned}$$

ini dapat diestimasi secara konsisten dengan: $x_{LM} = f^{0\epsilon} Z (Z \mathbf{Z})^{-1} Z \mathbf{f}^0 / 2$

Jika diasumsikan normal maka $p \lim(f^{0\epsilon} \mathbf{f}^0 / T) = 2$. Dengan demikian statistiknya yang secara asimtotik setara adalah $x^* = T f^{0\epsilon} Z (Z \mathbf{Z})^{-1} Z \mathbf{f}^0 / (f^{0\epsilon} \mathbf{f}^0) = TR^2$

dimana R^2 adalah kuadrat korelasi ganda antara f^0 dan Z . Oleh karena penambahan konstanta dan penggandaan dengan suatu skalar tidak akan mengubah R^2 suatu regresi, maka R^2 itu juga berlaku pada regresi $\hat{\epsilon}_t^2$ pada suatu intersep dan nilai-nilai $\hat{\epsilon}_t^2$. Secara asimtotik statistiknya akan berupa sebaran c^2 (Chi square) dengan derajat bebas q jika H_0 benar. Ringkasnya, prosedur tersebut dapat ditempuh dengan cara berikut. Regresikan kuadrat residual (dari suatu hasil estimasi OLS) pada suatu konstanta dan sejumlah lag-nya (q lags) dan uji TR^2 dengan asumsi sebaran c_q^2 .

Lampiran 2.

Penjelasan ringkas tentang konsep, istilah, dan akronim

(1). AIC = *Akaike Information Criterion* adalah suatu kriteria yang lazim dipergunakan untuk menentukan model yang terbaik dari sejumlah alternatif model. Berdasarkan kriteria ini, model terbaik dicirikan oleh nilai AIC yang terkecil.

(2). Backcast = Lawan kata dari *forecast*, dan populer pada prosedur komputasi dalam model ARMA. Pada program Eviews (by default) backcast MA (Moving Average) ditempuh dengan dengan cara berikut. Misalkan pada suatu model MA (q) dengan bentuk berikut:

$$y_t = X_t \phi + u_t$$

$$u_t = e_t + q_1 e_{t-1} + q_2 e_{t-2} + \dots + q_q e_{t-q} \quad (1.1)$$

Menggunakan nilai \hat{b} dan \hat{q} , pertama-tama Eviews menghitung *unconditional residuals* \hat{u}_t untuk $T=1, 2, \dots, T$, menggunakan rekursi ke belakang (backward recursion):

$$\tilde{\varepsilon}_t = \hat{u}_t - \hat{\theta}_1 \tilde{\varepsilon}_{t+1} - \dots - \hat{\theta}_q \tilde{\varepsilon}_{t+q} \quad (1.2)$$

untuk menghitung ke belakang nilai-nilai ε ke $\varepsilon_{-(q-1)}$. Untuk memulai rekursi ini, nilai-nilai q untuk inovasi-inovasi di luar ample yang diduga dibuat nol:

$$\tilde{\varepsilon}_{T+1} = \tilde{\varepsilon}_{T+2} = \dots = \tilde{\varepsilon}_{T+q} = 0 \quad (1.3)$$

Kemudian, suatu rekursi ke depan (forward recursion) digunakan untuk mengestimasi nilai-nilai inovasi tersebut:

$$\hat{\varepsilon}_t = \hat{u}_t - \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} - \dots - \hat{\theta}_q \hat{\varepsilon}_{t-q}, \quad (1.4)$$

dengan menggunakan nilai inovasi-inovasi hasil *backcast* tersebut (untuk mengawali rekursinya) dan residual aktualnya. Jika modelnya mengandung AR, Eviews akan melakukan *ρ-differencing* untuk mengeliminasi autokorelasinya. Pada langkah terakhir, jumlah kuadrat residualnya (SSR) dibentuk sebagai suatu fungsi dari β dan θ , dengan menggunakan nilai-nilai dugaan inovasi *lag*-nya:

$$ssr(b, q) = \sum_{t=p+1}^T (y_t - X_t \phi_t - q_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} - \dots - q_q \hat{\varepsilon}_{t-q})^2$$

yang minimum terhadap nilai-nilai b dan q .

Langkah *backcast*, *forecast*, dan minimisasi tersebut dilakukan berulang kali sampai nilai dugaan b dan q konvergen.

-
- (3). CQS = *Correlogram – Q – Statistics* adalah bagian dari beberapa uji residual yang perlu dilakukan dalam mendiagnosis kesesuaian atau ketepatan model ARCH yang diestimasi. CQS digunakan untuk menguji apakah pada komponen *mean* dalam ARCH yang diestimasi masih terdapat autokorelasi dan untuk mengecek kesesuaian spesifikasinya. Spesifikasi komponen *mean* pada model ARCH tersebut telah sesuai jika semua nilai Q yang diperoleh tidak nyata.
-
- (4). CSR = *Correlogram Squared Residuals*. Dalam CSR disajikan *correlogram* kuadrat residual yang telah distandardisasi. Ini digunakan untuk menguji apakah masih ada komponen ARCH yang tersisa (melengkapi informasi yang diperoleh dari ARCH – LM test) dan untuk menguji apakah spesifikasi persamaan komponen varian (h_t) pada model ARCH telah sesuai. Jika spesifikasinya benar maka semua nilai Q pada CSR tidak nyata.
-
- (5). SBC = *Sqwarz Bayesian Criterion*. Seperti halnya AIC, SBC juga digunakan untuk menentukan model yang dianggap paling sesuai. Menurut kriteria ini, model terbaik diindikasikan oleh nilai SBC terkecil.
-
- (6). SAR = *Seasonal Autoregressive* merepresentasikan fenomena autoregressive yang sifatnya musiman (seasonal).
-
- (7). SMA = *Seasonal Moving Average* merepresentasikan fenomena “moving average” yang sifatnya musiman.
-

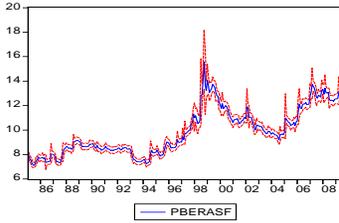
Lampiran 3.

Tabel L.1. Hasil uji ARCH – LM untuk Model ARCH/GARCH *)

Komoditas	Lag	<i>F-statistic dan TR²</i>	<i>Prob. F(df, T) dan Prob. c²</i>
Beras	Lag(1):	<i>F-stat</i> : 1,156344 <i>TR²</i> : 1,159694	<i>Prob. F(1,290)</i> : 0,283119 <i>Prob. Chi-Sqr(1)</i> : 0,281529
	Lag(2):	<i>F-stat</i> : 0,622558 <i>TR²</i> : 1,252670	<i>Prob. F(2,288)</i> : 0,537291 <i>Prob. Chi-Sqr(2)</i> : 0,534547
	Lag(3):	<i>F-stat</i> : 0,413400 <i>TR²</i> : 1,252115	<i>Prob. F(3,286)</i> : 0,743505 <i>Prob. Chi-Sqr(3)</i> : 0,740534
Terigu	Lag(1):	<i>F-stat</i> : 0,392697 <i>TR²</i> : 0,394799	<i>Prob. F(1,300)</i> : 0,531362 <i>Prob. Chi-Sqr(1)</i> : 0,529788
	Lag(2):	<i>F-stat</i> : 0,346102 <i>TR²</i> : 0,697553	<i>Prob. F(2,298)</i> : 0,707724 <i>Prob. Chi-Sqr(2)</i> : 0,705551
	Lag(3):	<i>F-stat</i> : 0,463152 <i>TR²</i> : 1,401652	<i>Prob. F(3,296)</i> : 0,708223 <i>Prob. Chi-Sqr(3)</i> : 0,705147
Gula pasir	Lag(1):	<i>F-stat</i> : 0,119848 <i>TR²</i> : 0,120596	<i>Prob. F(1,301)</i> : 0,729441 <i>Prob. Chi-Sqr(1)</i> : 0,728389
	Lag(2):	<i>F-stat</i> : 0,357798 <i>TR²</i> : 0,721051	<i>Prob. F(2,299)</i> : 0,699513 <i>Prob. Chi-Sqr(2)</i> : 0,697310
	Lag(3):	<i>F-stat</i> : 0,320231 <i>TR²</i> : 0,970493	<i>Prob. F(3,297)</i> : 0,810747 <i>Prob. Chi-Sqr(3)</i> : 0,808391
Cabai merah	Lag(1):	<i>F-stat</i> : 0,070623 <i>TR²</i> : 0,071091	<i>Prob. F(1,291)</i> : 0,790620 <i>Prob. Chi-Sqr(1)</i> : 0,789755
	Lag(2):	<i>F-stat</i> : 0,220709 <i>TR²</i> : 0,445320	<i>Prob. F(2,289)</i> : 0,802085 <i>Prob. Chi-Sqr(2)</i> : 0,800387
	Lag(3):	<i>F-stat</i> : 0,401907 <i>TR²</i> : 1,217412	<i>Prob. F(3,287)</i> : 0,751736 <i>Prob. Chi-Sqr(3)</i> : 0,748831
Bawang merah	Lag(1):	<i>F-stat</i> : 1,691252 <i>TR²</i> : 1,692977	<i>Prob. F(1,301)</i> : 0,194431 <i>Prob. Chi-Sqr(1)</i> : 0,193209
	Lag(2):	<i>F-stat</i> : 0,972740 <i>TR²</i> : 1,952297	<i>Prob. F(2,299)</i> : 0,379239 <i>Prob. Chi-Sqr(2)</i> : 0,376759
	Lag(3):	<i>F-stat</i> : 0,811772 <i>TR²</i> : 2,448043	<i>Prob. F(3,297)</i> : 0,488174 <i>Prob. Chi-Sqr(3)</i> : 0,484754

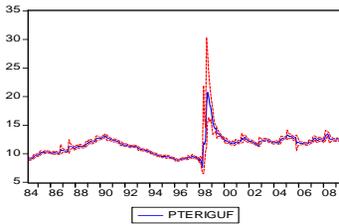
*) untuk menguji apakah masih ada efek ARCH lebih lanjut.

Lampiran 4.



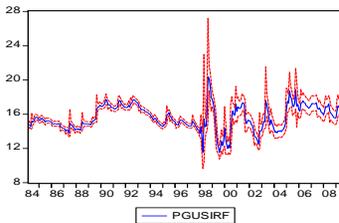
Forecast: PBERASF	
Actual: PBERAS	
Forecast sample: 1984M01 2009M12	
Adjusted sample: 1985M02 2009M07	
Included observations: 293	
Root Mean Squared Error	0.250319
Mean Absolute Error	0.146446
Mean Abs. Percent Error	1.383683
Theil Inequality Coefficient	0.012447
Bias Proportion	0.000787
Variance Proportion	0.000725
Covariance Proportion	0.998488

(a) Hasil ramalan harga (terdeflasi) eceran Beras



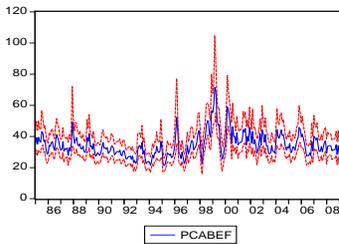
Forecast: PTERIGUF	
Actual: PTERIGU	
Forecast sample: 1984M01 2009M12	
Adjusted sample: 1984M04 2009M07	
Included observations: 303	
Root Mean Squared Error	0.383801
Mean Absolute Error	0.140537
Mean Abs. Percent Error	1.118817
Theil Inequality Coefficient	0.016459
Bias Proportion	0.000503
Variance Proportion	0.027228
Covariance Proportion	0.972269

(b) Hasil ramalan harga (terdeflasi) eceran Tepung terigu



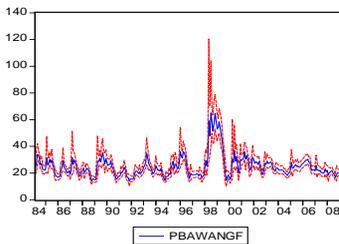
Forecast: PGUSIRF	
Actual: PGUSIR	
Forecast sample: 1984M01 2009M12	
Adjusted sample: 1984M03 2009M07	
Included observations: 304	
Root Mean Squared Error	0.433161
Mean Absolute Error	0.240019
Mean Abs. Percent Error	1.549601
Theil Inequality Coefficient	0.013807
Bias Proportion	0.004666
Variance Proportion	0.003200
Covariance Proportion	0.992134

(c) Hasil ramalan harga (terdeflasi) eceran Gula pasir



Forecast: PCABEF	
Actual: PCABE	
Forecast sample: 1984M01 2009M12	
Adjusted sample: 1985M01 2009M07	
Included observations: 294	
Root Mean Squared Error	4.125117
Mean Absolute Error	3.027774
Mean Abs. Percent Error	8.508090
Theil Inequality Coefficient	0.058178
Bias Proportion	0.003788
Variance Proportion	0.053067
Covariance Proportion	0.943145

(d) Hasil ramalan harga (terdeflasi) eceran Cabai merah

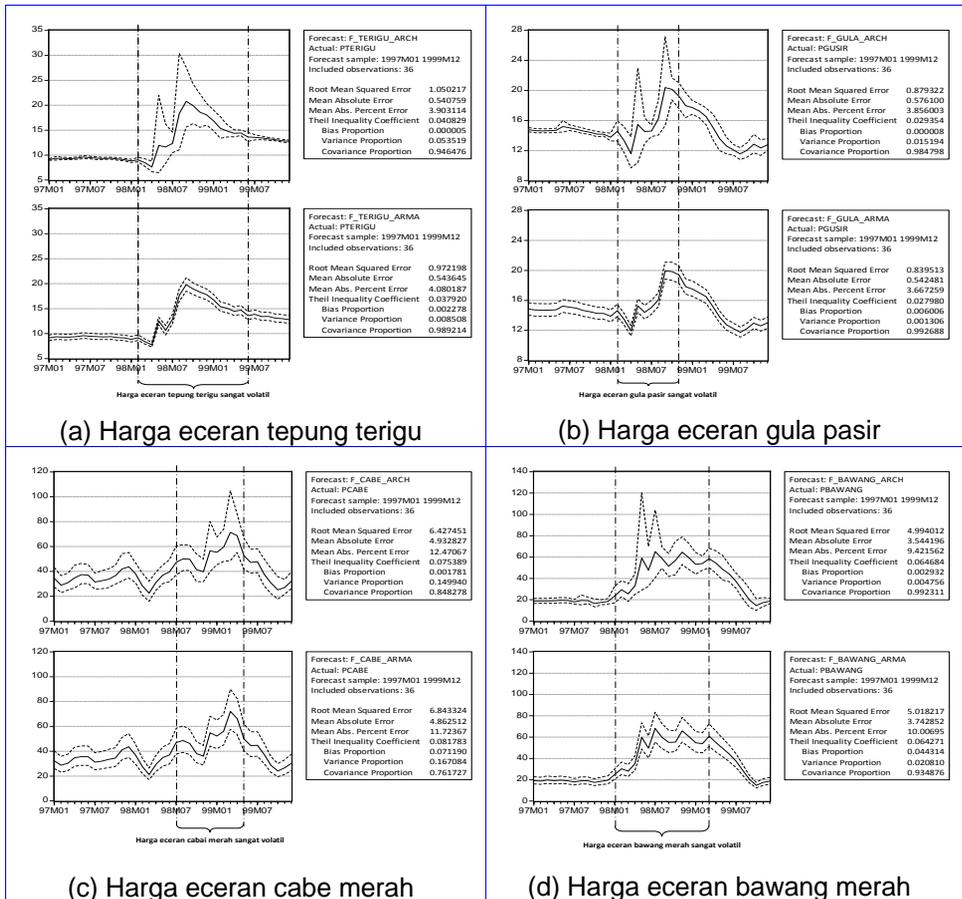


Forecast: PBAWANGF	
Actual: PBAWANG	
Forecast sample: 1984M01 2009M12	
Adjusted sample: 1984M03 2009M07	
Included observations: 304	
Root Mean Squared Error	2.518090
Mean Absolute Error	1.652937
Mean Abs. Percent Error	6.107522
Theil Inequality Coefficient	0.047764
Bias Proportion	0.003690
Variance Proportion	0.007892
Covariance Proportion	0.988417

(e) Hasil ramalan harga (terdeflasi) eceran Bawang merah

Gambar L.1. Hasil Peramalan Harga Eceran Bulanan (dideflasi dengan IHK) Komoditas Beras, Tepung Terigu, Gula Pasir, Cabai Merah, dan Bawang Merah

Lampiran 5.



Gambar L.2. Perbandingan Hasil Peramalan Harga Eceran Bulanan (dideflasi dengan IHK) untuk Komoditas Tepung Terigu, Gula Pasir, Cabai Merah, dan Bawang Merah pada Periode Januari 1997 – Desember 1999 dengan Metode ARCH/GARCH dan ARMA.